Journal of Water and Soil
https://jsw.um.ac.ir

Research Article
Vol. 37, No. 2, May-June 2023, p. 315-331

Digital Mapping of Surface and Subsurface Soil Organic Carbon and Soil Salinity Variation in a Part of Qazvin Plain (Case Study: Abyek and Nazarabad Regions)

G. Rezaie[1], F. Sarmadian*[2], A. Mohammadi Torkashvand[3], J. Seyedmohammadi[4], M. Marashi Aliabadi[5]

Received: 02-01-2023
Revised: 06-02-2023
Accepted: 13-02-2023
Available Online: 13-02-2023

How to cite this article:
Rezaie, G., Sarmadian, F., Mohammadi Torkashvand, A., Seyedmohammadi, J., & Marashi Aliabadi, M. (2023). Digital mapping of surface and subsurface soil organic carbon and soil salinity variation in a part of Qazvin plain (Case study: Abyek and Nazarabad regions). *Journal of Water and Soil, 37*(2), 315-331. (In Persian with English abstract). http://doi.org/10.22067/jsw.2023.80369.1238

Introduction

Knowledge of the spatial distribution of soil salinity and soil organic carbon (SOC) leads to obtaining valuable information that is effective in decision-making for agricultural activities. More than a third of the world's land is affected by salt, which threatens the growth and production of crops, and prevents the development of sustainable agriculture. The high electrical conductivity (EC) content in soils poses significant challenges in arid and semi-arid regions, greatly impacting agricultural production. Saline and sodic soils often exhibit high levels of sodium which is a key characteristic. The presence of sodium ions leads to the destabilization of soil aggregates and the dispersion of soil particles resulting in the closure of soil pores. Consequently, unfavorable changes occur in the soil physical, chemical, and biological properties increasing its susceptibility to water and wind erosion. Additionally, high sodium levels can lead to the decomposition of soil organic carbon (SOC). SOC is crucial for water retention, cation exchange, and nutrient availability, making its reduction in agricultural soils a significant threat to sustainable soil management. Therefore, the investigation of soils in terms of EC and SOC contents and their spatial distribution is of great importance to support decision-makers in agricultural development planning to reduce challenges related to food security in arid and semi-arid regions.

Materials and Methods

This study was conducted with the aim of investigating the EC and SOC in topsoil (0-30 cm) and subsoil (30-60 cm) layers using four machine learning (ML) algorithms namely, random forest (RF), decision tree (DTr), support vector regression (SVR) and artificial neural network (ANN) performed in Qazvin Plain. The study area includes a part of agricultural lands and natural areas of Alborz and Qazvin provinces, between the Nazarabad and Abyek cities in Iran. This region with an area of 60,000 hectares is located at latitude 35° 54´ to 36° 54´ to the north and 50° 15´ to 50° 39´ to the east. This research was carried out in four stages including (i) soil sampling and measuring the physical and chemical properties of the soil and preparation of environmental covariates from a digital elevation model (DEM) with spatial resolution 12.5 m and Landsat 8 satellite imagery with spatial

1- Ph.D. Student of Soil Genesis, Classification and Soil Evaluation of the Soil Science Department, Islamic Azad University, Science and Research Branch, Tehran, Iran
2- Professor, Soil Science Department, Faculty of Agricultural, University College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran
(*- Corresponding Author Email: fsarmad@ut.ac.ir)
3- Professor of the Soil Science Department, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
4- Assistant Professor, Soil and Water Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran
5- Assistant Professor of the Soil Science Department, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
DOI: 10.22067/jsw.2023.80369.1238

resolution 30 m by SAGA GIS and ENVI software, (ii) spatial modeling of soil EC and SOC in the topsoil and subsoil layers by the RF, SVR, ANN, and DTr ML algorithms, (iii) evaluating the efficiency of the ML algorithms and determining the relative importance of environmental covariates, and (iv) preparation of spatial prediction maps of EC and SOC in the topsoil (0-30 cm) and subsoil (30-60 cm) layers in the study area.

Results and Discussion

The result of the spatial prediction maps of EC showed that the studied area has non-saline to very saline soils up to a depth of 60 cm. It is also possible that the EC equivalent shows a decreasing trend in soil salinity with a depth from 6.05 to 5.55 ds/m from the topsoil to the subsoil layer. The highest amount of SOC was observed in the surface layer equal to 3.3%. Globally SOC content decreased from the surface (average of 0.84%) to depth (average of 0.4%). The high spatial variability of SOC showed that the soils of the study area are affected by management activity.

Environmental covariates were extracted as a proxy of topography and remote sensing indices including elevation, diffuse Insolation (Diffuse), Multi-Resolution Index of Valley Bottom Flatness (MrVBF), Normalized Differences Vegetation Index (NDVI), SAGA wetness index (SWI) and wind Effect (WE) were used as representatives of soil formation factors. The topography parameters, including the elevation, diffuse insolation, and Multi-Resolution Index of Valley Bottom Flatness, were most closely related to EC and SOC variations in each topsoil and subsoil layer. Elevation can be justified around 50% and 35% of EC and 28.56% and 29.47% of SOC variations in the topsoil and subsoil layers, respectively, followed by the diffuse variable can succeed to justified 19.7% and 25.1% of EC and 27.28% and 27.67% of SOC spatial variations in the topsoil and subsoil layers, respectively.

The results confirmed that the RF was recognized as outperforming the ML model for predicting EC in the topsoil (R2 =0.74, RMSE =0.36, and nRMSE= 0.07), as well as predicting SOC in topsoil and subsoil layers (R2= 90 and R2=0.80), followed by the DTr for predicting EC (R2 0.77, RMSE/0.9, and nRMSE 0.17) in the subsoil layer in comparison other models.

Conclusion

The RF (Random Forest) and DTr (Decision Tree) models incorporating topographic parameters demonstrated satisfactory accuracy in predicting the variation of topsoil and subsoil electrical conductivity (EC) and soil organic carbon (SOC) in the study area. Topography plays a crucial role in soil formation, and elevation-based topographic attributes are commonly used as key predictors in digital soil mapping projects. The variability in topography influences water flow and sedimentation processes which, in turn, affects soil development and the spatial distribution of soil properties. The resulting soil maps can be valuable tools for decision-making programs related to soil management in the region.

Keywords: Environmental covariates, Soil properties mapping, Spatial modeling, Topsoil and subsoil variations

نشریه آب و خاک
https://jsw.um.ac.ir

مقاله پژوهشی

جلد ۳۷، شماره ۲، خرداد-تیر ۱۴۰۲، ص. ۳۳۱-۳۱۵

نقشه‌برداری رقومی تغییرات سطحی و زیرسطحی کربن آلی و شوری خاک در بخشی از اراضی دشت قزوین (مطالعه موردی: مناطق آبیک و نظر آباد)

گردآفرین رضایی[۱]- فریدون سرمدیان[۲*]- علی محمدی ترکاشوند[۳]- جواد سید محمدی[٤]- مریم مرعشی علی‌آبادی[٥]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۰/۱۲
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۱/۱۱/۱۷
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۱/۲۴

چکیده

آگاهی از توزیع مکانی شوری و کربن آلی خاک منجر به دستیابی به اطلاعات ارزشمندی می‌گردد که در اتخاذ تصمیمات مدیریتی برای فعالیت‌های کشاورزی موثر است. این مطالعه با هدف بررسی تغییرات مکانی قابلیت هدایت الکتریکی (EC) به عنوان بیانگر وضعیت شوری خاک و کربن‌آلی خاک (SOC) در دو لایه سطحی (صفر تا۳۰ سانتی‌متر) و زیرسطحی (۳۰-۶۰ سانتی‌متر) با استفاده از چهار الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی (RF)، درخت تصمیم (DTr)، رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در دشت قزوین انجام شد. بدین منظور، از ۲۷۸ خاکرخ مطالعاتی نمونه‌برداری گردید و پس از عبور از الک دو میلی‌متر، مقادیر EC و SOC آنها اندازه‌گیری گردید. متغیرهای کمکی مستخرج از مدل رقومی ارتفاع و ماهواره لندست ۸، شامل ارتفاع (Elevation)، تابش پخشیدگی (Diffuse)، شاخص هموای کف دره با درجه تفکیک بالا (MrVBF)، شاخص تفاوت پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI)، شاخص خیسی ساگا (SWI) و شاخص جهت باد (WE) به‌عنوان نمایندگان عوامل خاکسازی مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج نشان داد که مدل RF برای پیش‌بینی EC خاک در لایه سطحی با R^2 برابر با ۰/۷۴ و RMSE ۰/۳۶ و nRMSE ۰/۰۷وهمچنین پیش‌بینی کربن‌آلی در هر دو لایه سطحی و زیر سطحی با R^2 به‌ترتیب برابر با ۰/۹۰ و ۰/۸۰ و به دنبال آن مدل DTr برای پیش‌بینی شوری خاک در لایه زیرسطحی با R^2 ۰/۷۷ و RMSE/ ۰/۹ و nRMSE ۰/۱۷ نسبت به سایر مدل‌ها دارای صحت بالاتری بودند. همچنین، متغیرهای توپوگرافی شامل ارتفاع، شدت تابش پخشیدگی و شاخص هموای کف دره با درجه تفکیک بالا بیشترین ارتباط را با تغییرات شوری و کربن‌آلی خاک در هر دولایه سطحی و زیرسطحی داشتند. به طور کلی مدل‌های RF و DTr به همراه متغیرهای توپوگرافی توانستند تغییرات شوری و کربن‌آلی سطحی و زیرسطحی خاک را با صحت قابل قبول در منطقه مورد مطالعه ارائه نمایند؛ که نقشه‌های تهیه شده می‌توانند برای اعمال تصمیم‌های مدیریتی لازم در مورد خاک‌های منطقه مورد استفاده قرار گیرند.

واژه‌های کلیدی: تغییرات سطحی و عمقی، متغیرهای محیطی، مدلسازی رقومی، نقشه‌برداری ویژگی‌های خاک

۱- دانشجوی دکتری پیدایش و رده بندی و ارزیابی خاک، گروه علوم و مهندسی خاک، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
۲- استاد گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشکدگان کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران
(*- نویسنده مسئول: Email: fsarmad@ut.ac.ir)
۳- استاد گروه علوم و مهندسی خاک،واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی ، تهران، ایران.
۴- استادیار پژوهشی، موسسه تحقیقات خاک و آب، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران
۵- استادیار گروه علوم و مهندسی خاک، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

DOI: 10.22067/jsw.2023.80369.1238

مقدمه

بیش از یک سوم اراضی جهان تحت تاثیر شوری قرار دارند که رشد و عملکرد محصولات را تهدید می‌کند و مانع از توسعه کشاورزی پایدار می‌شوند (Zhao *et al*., 2020). شوری خاک یکی از بزرگترین چالش‌ها در مناطق خشک و نیمه‌خشک است که به شدت بر تولیدات کشاورزی تاثیر می‌گذارد (Halima *et al*., 2019).

کربن آلی خاک (SOC)[1] نقش مهمی در ظرفیت نگه‌داری آب، تبادل کاتیون–آنیون و در دسترس بودن مواد غذایی دارد که باعث رشد گیاه می‌شود. بنابراین، کاهش محتوای SOC در خاک های کشاورزی به طور کلی تهدیدی بزرگ برای پایداری کشت خاک درنظر گرفته می‌شود (Žížala *et al*., 2019). فرآیندهایی مانند زهکشی[2] و تیغه کشی[3] بسته به نوع خاک، سیلاب و شوری می‌توانند منجر به اکسیداسیون مستقیم SOC شوند (Holmquist *et al*., 2018). بنابراین، بررسی خاک‌ها از نظر شوری و کربن‌آلی و توزیع مکانی آن برای حمایت از تصمیم گیرندگان در برنامه‌ریزی توسعه کشاورزی برای کاهش چالش‌های مربوط به امنیت غذایی در اراضی متاثر از نمک از اهمیت بالایی برخوردار است. این در حالی است که گزارش وضعیت منابع خاک جهان (FAO and ITPS., 2015) اشاره می‌کند که اطلاعات درمورد میزان و ویژگی‌های خاک‌های آسیب دیده از نمک بسیار پراکنده است.

در سال‌های اخیر تعداد زیادی از مطالعات شوری خاک (Corwin, 2020; Ma *et al*., 2021; Wang *et al*., 2021) و محتوای کربن آلی (Zhou *et al*., 2019; Gholizadeh *et al*., 2019; Lamichhane *et al*., 2019) مبتنی بر سنجش از دور انجام شده است. حسنی و همکاران (Hassani *et al*., 2020) با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین (ML)[4] و مجموعه‌ای از داده‌های اقلیمی، توپوگرافی، خاک و سنجش از دور (RS)[5] به پیش‌بینی مکانی خاک‌های شور و سدیمی در عمق خاک و با دوره‌های زمانی مختلف در مقیاس جهانی پرداختند. تقدسی و همکاران (Taghadosi *et al*., 2018) با استفاده از تصاویر سنتینل ۱ و با کمک مدل رگرسیون بردار پشتیبان[6] (SVM) به پایش شوری خاک با R2 برابر با ۰/۹۷ و RMSE برابر با ۰/۳۵ در اراضی با خطرشوری شدید پرداختند. حمزه‌پور و همکاران (Hamzehpour *et al*., 2019) مطالعه‌ای با هدف ارزیابی برهمکنش و تاثیر نسبی متغیرهای محیطی انتخاب شده بر تغییرات مکانی SOC انجام دادند. نتایج نشان داد تعامل قابل توجهی بین متغیرهای EVI، Wetness، Sand و تغییرات SOC وجود دارد. عبدالعماد و همکاران (Abd-Elmabod *et al*., 2019) به بررسی گسترش شهرسازی و تاثیر آن بر پتانسیل کشاورزی و ذخایر کربن‌آلی با استفاده از داده‌های ماهواره ای چندزمانی و تکنیک‌های سنجش از دور در دلتای نیل پرداختند. نتایج حاکی از آن بود که گسترش شهری منجر به از دست رفتن ذخایر SOC و تغییر خاک‌های حاصلخیز کشاورزی به خاک‌های شور و با زهکشی ضعیف شده است.

آگاهی از توزیع مکانی شوری و SOC برای دستیابی به اطلاعات در اتخاذ تصمیمات مدیریتی برای کشاورزی پایدار موثر است. در اکثرمطالعات انجام شده به روش کمی، سنسورهای سنجش از دور برای برآورد شوری خاک در سطح به‌کار گرفته شده‌اند، این در حالی است که شوری خاک زیر سطحی بر رشد گیاه تاثیر گذار است زیرا مانع از جذب رطوبت و مواد مغذی توسط ریشه می‌شود (Tripathi and Tiwari, 2021). العزیز و همکاران (AbdEl Aziz *et al*., 2018) اعلام کردند که اراضی دارای EC بین ۲/۲۵ تا ۵ دسی‌زیمنس بر سانتی‌متر از ۱۷ درصد در سال ۱۹۹۱ به ۳۷ درصد در سال ۲۰۰۶ افزایش یافت. سوالیم وهمکاران (Swileam *et al*., 2019) نقشه‌های رطوبت و شوری خاک را در عمق ۳۰ و ۶۰ سانتی‌متری خاک تهیه کردند و نشان دادند، که ضریب همبستگی بین شوری و رطوبت لایه سطحی و زیر سطحی به‌ترتیب ۰/۴۸ و ۰/۶۸ بود. آولیاکولف و همکاران (Avliyakulov *et al*., 2020) با استفاده از داده‌های سنجش از دور و تکنیک آنالیز نقشه‌بردار زاویه طیفی (SAM)[7] با دقت کلی ۲۴/۷۴ درصد نقشه خاک‌های متاثر از نمک را در اعماق مختلف تهیه کردند. اردکانی و وحدتی (Ardakani and Vahdati, 2017) تغییرات SOC و شوری خاک را در بین سال‌های ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۲ در استان یزد مورد بررسی قرار داده و نتیجه گرفتند که در طی این مدت محتوای کربن‌آلی اراضی کشاورزی افزایش یافته و مساحت اراضی شورکاهش یافته است.

با این حال، مطالعات بسیار کمی به بررسی همزمان تغییرات سطحی و زیر سطحی تغییرات مکانی قابلیت هدایت الکتریکی (EC)[8] به عنوان بیانگر وضعیت شوری خاک و محتوای کربن‌آلی خاک در

1- Soil Organic Carbon
2- drainage
3- diking
4- Machine Learning
5- Remote Sensing
6- Support Vector Machine
7- Spectral angle mapper
8- Electrical conductivity

اراضی کشاورزی پرداخته اند. اکثر مطالعاتی مبتنی بر تغییرات سطحی ویژگی‌های خاک از جمله کربن آلی و شوری در سطح معطوف بوده (Taati *et al*., 2020; Khazaie *et al*., 2017) و در کمتر مطالعاتی به بررسی همزمان تغییرات سطحی و زیر سطحی آنها پرداختند. با توجه به اینکه جمله شوری یک ویژگی دینامیک خاک است و تغییرات آن در دوره‌های مختلف زمانی از سطح به عمق متغیر است. با توجه به تاثیر متقابل شوری و کربن‌آلی برروی سایر ویژگی‌های خاک و همچنین سایر کارکردهای اصلی خاک اهمیت این بررسی فزونی می‌یابد. از دیگر سو، با توجه به اینکه بخش عمده منطقه مورد مطالعه تحت کشت گیاهان یکساله می‌باشد که نفوذ و توسعه ریشه آن‌ها تا اعماق زیرسطحی نیز گسترش می‌یابند، درک و اطلاع از تغییرات مقادیر شوری و کربن آلی خاک می‌تواند بر مدیریت تغذیه، حفظ حاصلخیزی و افزایش عملکرد محصولات زراعی موثر باشد. بنابراین جهت پوشش بیشتر اطلاعات در این زمینه مطالعه حاضر با اهداف ۱) تهیه نقشه پیش‌بینی مکانی شوری و کربن آلی خاک در دو لایه سطحی (۰–۳۰ سانتی‌متری) و زیر سطحی (۳۰–۶۰ سانتی‌متری) با استفاده از چهار الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی (RF)[1]، درخت تصمیم (DTr)[2]، رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)[3] و شبکه عصبی مصنوعی (ANN)[4]، و ۲) شناسایی مهمترین متغیرهای کمکی محیطی تاثیرگذار بر روی پیش بینی مکانی شوری و کربن آلی خاک در دو عمق سطحی و زیرسطحی مورد نظر در بخشی از اراضی دشت قزوین که تحت کشت و برداشت دائمی بوده و از توان تولید قابل توجهی در تولید محصولات کشاورزی برخوردار است طراحی گردید.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد بررسی شامل بخشی از اراضی کشاورزی و عرصه‌های طبیعی استان‌های البرز و قزوین، حدفاصل شهرستان‌های نظرآباد و آبیک قرار است. این منطقه با مساحت ۶۰۰۰۰ هکتار در عرض جغرافیایی '۵۴ °۳۵ تا '۵۴ °۳۶ شمالی و طول جغرافیایی '۱۵ °۵۰ تا '۳۹ °۵۰ شرقی واقع شده است (شکل ۱–الف، ۱–ب و ۱–ج). حداقل و حداکثر ارتفاع در این منطقه به ترتیب ۱۱۴۰ متر و ۱۷۴۷ متر نسبت به دریای آزاد است. این منطقه دارای اقلیم خشک و نیمه‌خشک براساس روش کوپن است. واحدهای فیزیوگرافی منطقه مورد مطالعه شامل تپه و فلات در قسمت شمال، دشت دامنه‌ای قسمت مرکز و اراضی پست در جنوب می‌باشد. مواد مادری تشکیل دهنده خاک‌های منطقه بر اساس نقشه زمین‌شناسی (۱:۱۰۰۰۰۰) سازمان زمین‌شناسی کشور شامل رسوبات آبرفتی و کوهرفتی مربوط به دوره کواترنر بیشتر متمرکز در بخش‌های شمالی و مرکزی منطقه و کفه‌های گلی و نمکی عمدتا در بخش‌های جنوبی منطقه می‌باشد. خاک‌های منطقه در سه رژیم رطوبتی زریک خشک، اریدیک ضعیف و آکوئیک و حرارتی ترمیک واقع شده‌اند (Rahmani *et al*., 2022) و از نظر رده‌بندی در سه رده اریدی‌سولز، انتی‌سولز و اینسپتی‌سولز قرار دارند (Soil survey staff, 2017).

روند اجرای تحقیق

شکل ۲ روندنمای اجرای تحقیق را در۴ مرحله نشان می‌دهد: ۱. حفر نقاط نمونه‌برداری و اندازه‌گیری خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک و تهیه متغیرهای کمکی، ۲. مدل‌سازی پراکنش مکانی EC و درصد SOC در لایه سطحی و زیر سطحی توسط مدل‌های یادگیری ماشین RF، SVR، ANN و DTr، ۳. اعتبارسنجی کارایی مدل‌ها و تعیین اهمیت نسبی متغیرهای محیطی و ۴. تهیه نقشه پیش‌بینی توزیع مکانی سطحی و زیر سطحی EC و SOC در منطقه مورد مطالعه

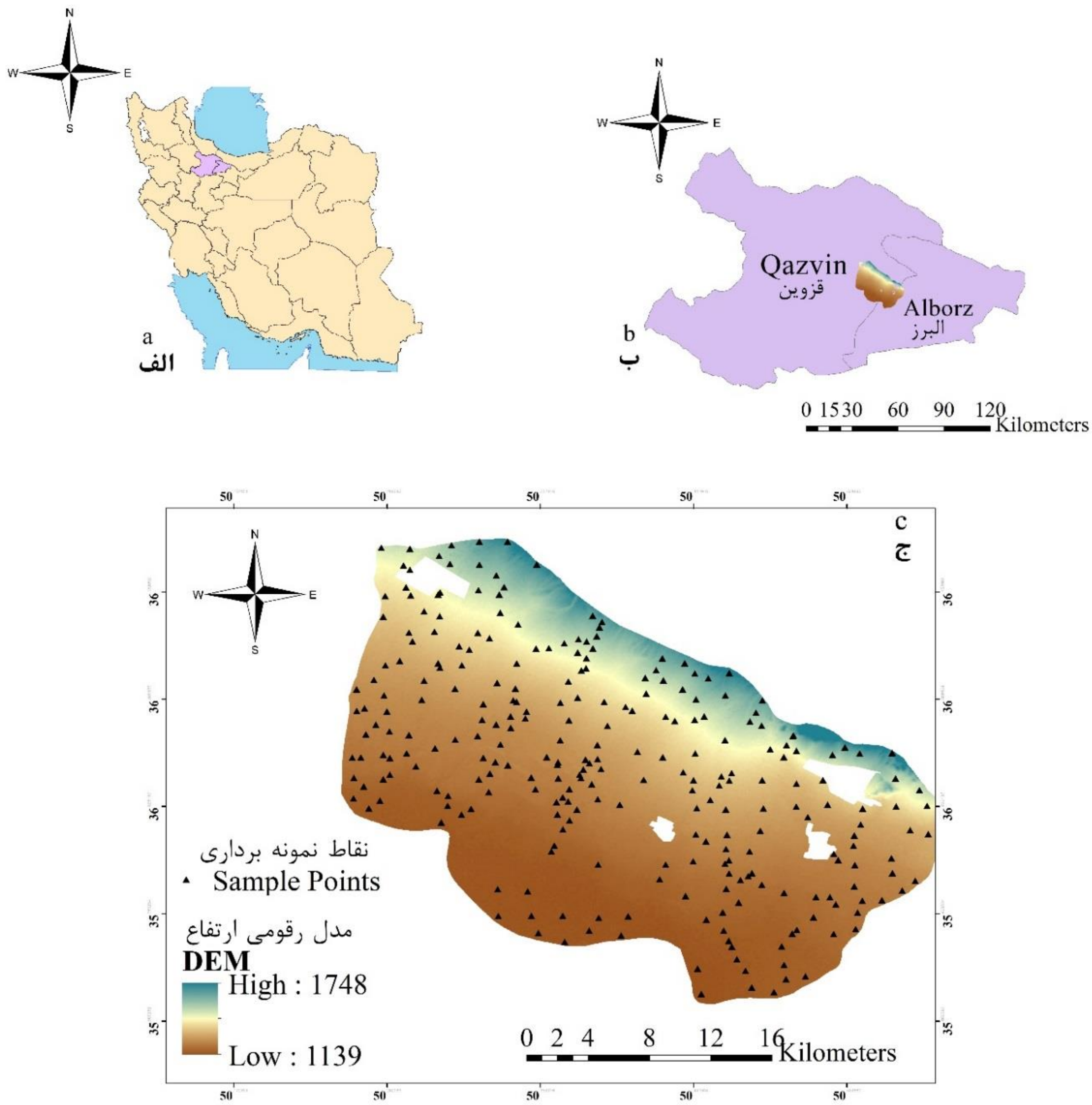
نمونه‌برداری و تجزیه و تحلیل آزمایشگاهی

مطالعات میدانی در مقیاس حدواسط نیمه‌تفضیلی تا اجمالی (طی یک دوره ۶ سال) انجام شد و براساس روش طبقه‌بندی تصادفی در نهایت ۲۷۸ خاکرخ مشاهداتی مورد مطالعه واقع گردید (شکل ۱–ج). نقاط مشخص گردیده تا عمق ۱۵۰ سانتی‌متری یا بالاتر از لایه محدودکننده حفر و براساس راهنمای تشریح صحرایی خاک‌ها تشریح و از کلیه افق‌های ژنتیکی قابل شناسایی نمونه‌برداری شد. پس از نمونه‌برداری و شماره‌گذاری، نمونه‌های خاک به آزمایشگاه منتقل شد. پس از هوا خشک شدن و عبور تمامی نمونه‌ها از الک دو میلی‌متر، مقدار قابلیت هدایت الکتریکی خاک (EC) در عصاره گل اشباع (Rhoades, 1982) به‌عنوان بیانگر وضعیت شوری خاک و کربن‌آلی خاک به روش واکلی بلک (Jackson, 1975) برای تمامی نمونه‌ها اندازه‌گیری شد. در نهایت میانگین وزنی EC و SOC برای اعماق ۰–۳۰ و ۳۰–۶۰ سانتی‌متری محاسبه شد.

متغیرهای محیطی و انتخاب آن‌ها

در نقشه‌برداری رقومی خاک، توزیع مکانی کربن‌آلی و شوری خاک و روابط آنها با عوامل تشکیل‌دهنده خاک، از جمله خواص خاک، مواد مادری، اقلیم، موجودات زنده، پستی و بلندی و زمان براساس مدل مکانی اسکورپن که توسط مک برتنی و همکاران (McBratney *et al*., 2003) ارائه شده، توضیح داده می‌شود.

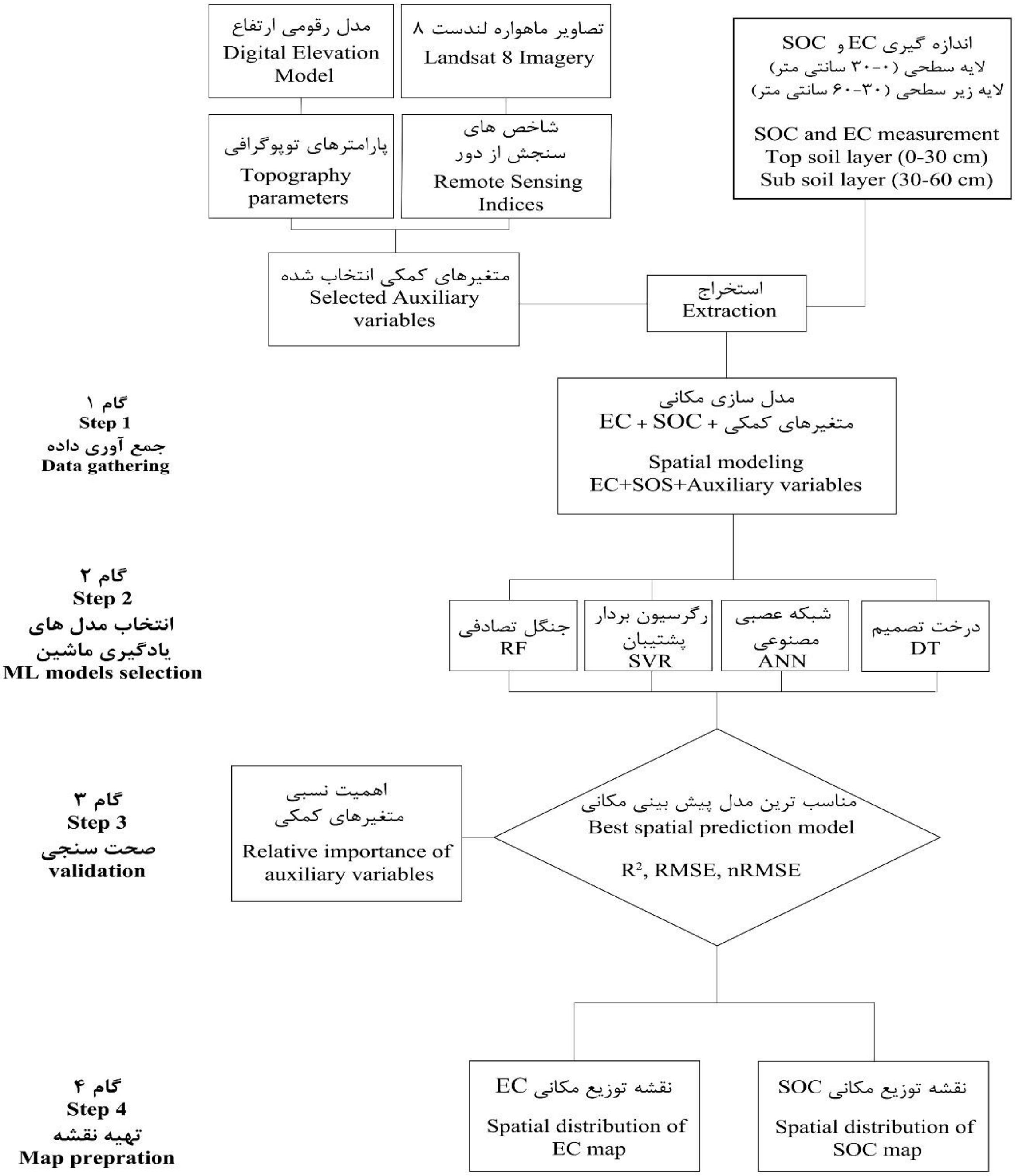
1- Random Forest
2- Decision Tree
3- Support Vector Regression
4- Artificial Neural Network



شکل ۱- الف. نقشه استان‌های قزوین و البرز؛ ب و ج. منطقه مورد مطالعه و پراکنش مکانی نقاط نمونه‌برداری شده
Figure 1- A. Qazvin and Alborz provinces B.The study area and spatial distribution of soil samples

متغیرهای توپوگرافی از مدل رقومی ارتفاع (آلوس پالسار[1]) با وضوح ۱۲/۵ متر در نرم افزار SAGA GIS مستخرج و متغیرهای سنجش از دور از میانگین تصاویر مربوط به فصل‌های تابستان، پاییز و زمستان (ماه‌های شهریور تا بهمن) طی سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۴۰۰ ماهواره لندست ۸ (با شماره ردیف و گذر به ترتیب ۳۵ و ۱۶۵ با قدرت مکانی ۳۰ متر) با استفاده از نرم افزارENVI نسخه ۵٫۳٫۵ تهیه شدند. ابتدا کلیه پیش پردازش‌های لازم از جمله تصحیحات رادیومتری و بهبود کنتراست انجام شد. در این تحقیق متغیرهای محیطی مورد استفاده براساس مطالعات پیشین صورت پذیرفته توسط رحمانی و همکاران (Rahmani *et al.*, 2022)، موسوی و همکاران (Mousavi *et al.*, 2022) و خاموشی و همکاران (Khamoshi *et al.*, 2017) در منطقه مورد مطالعه، برای پیش‌بینی مکانی EC و SOC انتخاب شدند (جدول ۱).

1- ALOS PALSAR



شکل ۲- روندنمای پیش‌بینی مکانی شوری و کربن‌آلی خاک

Figure 2- Flowchart of soil salinity and organic carbon spatial prediction

جدول ۱- متغیرهای کمکی مورد استفاده در پیش‌بینی EC و SOC
Table 1- Auxiliary variables used in predicting EC and SOC

نماینده عامل خاکساز Scorpan	شرح Description	نماد Symbol	متغیر کمکی Auxiliary variables	منبع Source
توپوگرافی R		Elevation	ارتفاع Elevation	مدل رقومی ارتفاع Digital elevation model
توپوگرافی-اقلیم r-c	تابش مستقیم انعکاس یافته از سطوح Direct radiation reflected from surfaces	Diffuse	شدت تابش پخشیده Diffuse Insolation	
توپوگرافی-اقلیم r-c	شاخص رطوبت توپوگرافی بر اساس حوضه آبریز اصلاح شده	SWI	شاخص خیسی ساگا SAGA Wetness Index	
توپوگرافی-اقلیم r-c	مناطق در معرض باد با توجه به جهت باد	WE	شاخص جهت باد Wind Effect	
توپوگرافی r-c	اندازه‌گیری هموار و پستی Flatness and postural measurement	MrVBF	شاخص همواری کف دره با درجه تفکیک بالا Multi-Resolution Index of Valley Bottom Flatness	
موجودات-خاک r-c	$NDVI=\frac{NIR-RED}{NIR+RED}$	NDVI	شاخص تفاوت پوشش گیاهی نرمال شده Normalized Differences Vegetation Index	سنجش از دور Remote sensing

بر اساس تعریف ارائه شده در جدول ۱، SWI یکی از شاخص‌های ژئومورفومتری مستخرج از مدل رقومی ارتفاع می‌باشد و همانطور که از نامش مشخص است، شبیه به «شاخص خیسی توپوگرافی» است، اما بر اساس یک حوضه آبریز اصلاح شده محاسبه می‌شود که به مقدار کمتری بیانگر میزان جریان می‌باشد. در نتیجه برای سلول‌های (پیکسل‌های) واقع در موقعیت‌های پست زمین‌نما با فاصله عمودی کم تا شبکه آبراهه یا کانال مجاور، رطوبت خاک را با پتانسیل واقعی‌تری در مقایسه با شاخص استاندارد خیسی توپوگرافی محاسبه می‌نماید؛ که اینجا محل تفاوت دو شاخص خیسی ساگا و شاخص خیسی توپوگرافی می‌باشد، همانطور که در نرم‌افزار SAGA GIS این دو شاخص در دو ماژول مجزا تهیه می‌گردند. در رابطه روبه رو معادله ریاضی محاسبه شاخص خیسی ساگا (SWI) ارائه شده است (Boehner *et al.,* 2002).

$$SWI = \left({MSCA}/{\tan\beta}\right)$$

در اینجا: SWI شاخص خیسی ساگا، MSCA = حوضه آبخیز اصلاح شده و $\tan\beta$ تانژانت زاویه شیب بر حسب رادیان می‌باشد.

مدل‌سازی مکانی

چهار مدل جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم و شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از بسته‌های تخصصی random Forest، svmKernlab، rpart، nnet و caret و کد نویسی در نرم‌افزار R-studio نسخه ۴،۱،۱ برای پیش‌بینی توزیع مکانی EC و SOC در دو عمق سطحی و زیر سطحی مورد استفاده قرار گرفت. به طور کلی مجموعه داده‌ها به صورت تصادفی ۸۰ درصد برای آموزش و ۲۰ درصد برای ارزیابی مدل‌ها تقسیم گردیدند. درجه اهمیت هریک از متغیرهای محیطی در مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده طبق تابع[1] اهمیت متغیر (varImp[2]) در بسته caret انجام گردید. همچنین جهت حصول پایداری نتایج در برازش مدل‌ها از رویکرد ۱۰ گام ۱۰ تکرار استفاده گردید. نحوه دقیق عملکرد مدل‌ها درپیش‌بینی ویژگی‌های ذکر شده به شرح ذیل ارائه شده است:

جنگل تصادفی (RF)

جنگل تصادفی که توسط بریمن (Breiman, 2001) توسعه یافته است، یک روش یادگیری ماشین است که به طور گسترده برای طبقه-بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. یک درخت تصمیم منفرد به دلیل واریانس و سوگیری بالای آن طبقه‌بندی و رگرسیون ضعیفی را ارائه می‌دهد. در حالی که RF تمایل به تولید مدل‌های قوی دارد زیرا می-تواند مشکلات یاد شده را با استفاده از مجموعه‌ای از درختان کاهش دهد. RF هزاران درخت دوتایی تصادفی را برای ایجاد جنگل تصادفی تولید می‌کند. هر درخت براساس یک نمونه بوت استرپ، با استفاده از روش درختان طبقه‌بندی و رگرسیون (CART)[3] با زیرمجموعه تصادفی از متغیرهای انتخاب شده در هر گره رشد می‌کند. برای هر درختی که بر روی یک نمونه بوت اسرپ رشد می‌کند، نرخ خطای خارج از کیسه (OOB)[4] با استفاده از مشاهدات خارج از بوت استرپ محاسبه

1- Function
2- Variable importance
3- Classification and Regression Tree
4- Out Of Bag

می‌شود. برای اجرای مدل RF کاربر باید دو پارامتر پیش‌بینی، تعداد درختان در جنگل (ntree) و تعداد متغیرهای قابل استفاده در انتهای هر گره (mtry) را بهینه کند تا خطای OOB را به حداقل برساند و عملکرد مدل خوبی را به دست آورد.

درخت تصمیم (DTr)

مدل درختی تصمیم‌گیری طبقه‌بندی، یک روش ناپارامتری است که قادر به پیش‌بینی متغیرهای کمّی یا متغیرهای طبقه‌بندی شده بر اساس مجموعه‌ای از متغیرهای پیش بینی کننده کمّی و کیفی است. ایجاد درخت تصمیم شامل دو مرحله است. مرحله اول شامل ایجاد و رشد درخت با پیوند و انشعاب و مرحله دوم، مرحله توقف و هرس می‌باشد. هدف از مرحله دوم به حداقل رساندن خطای پیش بینی است فرآیند طبقه‌بندی یک ویژگی از ریشه درخت شروع می‌شود، داده‌های آزمون ارزیابی شده و شاخه مناسب برای نتیجه انتخاب می‌شود و تا زمانیکه یک برگ ظاهر شود این فرآیند ادامه می‌یابد. با ظاهر شدن برگ ادعا می‌شود که آن ویژگی متعلق به کلاس نامگذاری شده توسط برگ است. روش درخت تصمیم برای طبقه‌بندی کاربری اراضی دارای مزایای قابل توجه است زیرا بین ویژگی‌ها و طبقات انعطاف‌پذیری و توانایی مدیریت روابط غیر خطی در این مدل وجود دارد، بنابراین دقت طبقه‌بندی را افزایش می‌دهد (Osmani *et al.*, 2018).

شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه‌های عصبی مصنوعی گروهی از الگوریتم‌های غیرخطی و مبتنی بر داده‌های عمومی هستند که پس از قرار گرفتن در معرض تغییرات ناگهانی پایدار می‌مانند و می‌توانند در محیط‌های غنی از داده، آموزش داده و تولید شوند (Esfandiarpour-Boroujeni *et al.*, 2020). ساختارهای شبکه عصبی مصنوعی (ANN) از مجموعه‌های به هم پیوسته نورون‌ها تشکیل شده‌اند که همبستگی‌های غیرخطی بین هر متغیر را تخمین می‌زنند. متغیرهای محیطی به عنوان نورون‌های ورودی ابتدا به یک یا چند لایه از نورون های پنهان و سپس به نورون های خروجی که متغیر هدف خاک هستند متصل می‌شوند (Heung *et al.*, 2016).

ماشین بردار پشتیبانی (SVM)

ماشین بردار پشتیبانی یکی از روش‌های یادگیری ماشین معرفی شده توسط بوسر و همکاران (Boser *et al.*, 1992) است که براساس نظریه یادگیری آماری توسعه داده شده است. مدل‌های ماشین بردار پشتیبانی به دو پروه اصلی تقسیم می‌شوند. الف: مدل‌های طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان و ب: مدل رگرسیون بردار پشتیبان. برای حل مسائل طبقه‌بندی داده‌ها در کلاس‌های مختلف از مدل ماشین بردار پشتیبان و برای حل مسائل پیش‌بینی از مدل SVR استفاده می شود. منظور از رگرسیون به دست آوردن ابر صفحه‌ای است که با داده-های داده شده برازش می‌کند. فاصله از هر نقطه در این ابر صفحه نشان‌دهنده خطای آن نقطه خاص است (Shabani *et al.*, 2020).

صحت‌سنجی

فرایند اعتبارسنجی مدل‌های تولید شده با استفاده از ۲۰٪ از کل داده‌ها، انجام گرفت. برای این منظور، مقادیر برآورد شده برای هر نمونه از زیرمجموعه‌ای مستقل تعیین شد. صحت مدل‌ها با استفاده از شاخص های آماری ضریب تعیین[۱] (R^2)، میانگین ریشه مربعات خطا[۲](RMSE) و میانگین ریشه مربعات خطای نرمال شده[۳] (nRMSE) برآورد شد. رتبه بندی مقادیر ضریب تبیین (معادله ۱) برای پیش‌بینی ویژگی‌های خاک عبارت است از: خیلی خوب (R^2>0.81)، خوب (R^2 = 0.61-0.81)، متوسط (R^2 = 0.41-0.6) و ضعیف (R^2<0.4) (Rossel and McBratney, 2009). RMSE یک معیار پرکاربرد برای تخمین تفاوت بین مقادیر پیش‌بینی شده توسط یک مدل و مقادیر اندازه‌گیری شده است. همچنین RMSE مقیاسی از اندازه خطا را برآورد می‌کند که به مقادیر پرت حساس است و توسط معادله ۲ محاسبه می شود. همچنین مقادیر nRMSE (معادله ۳) کمتر از ۰/۱ نشان دهنده پیش‌بینی عالی، بین ۰/۱ و ۰/۲ خوب، بین ۰/۲ تا ۰/۳ متوسط و بیشتر از ۰/۳ ضعیف خواهد بود (Wallach *et al.*, 2006).

$$\mathrm{R}^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N}(\gamma i-\overline{\gamma})(\hat{\gamma} i-\overline{\hat{\gamma}})}{\sum_{i=1}^{N}(\gamma i-\overline{\gamma})^{\wedge}2\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(\hat{\gamma} i-\overline{\hat{\gamma}})^{\wedge}2}} \qquad \text{معادله ۱}$$

$$\mathrm{RMSE} = \frac{\sqrt{\sum(\gamma i-\gamma)^{\wedge}2}}{N} \qquad \text{معادله ۲}$$

در اینجا γ_i داده اندازه‌گیری شده و $\hat{\gamma}_i$ مقدار پیش‌بینی شده است. همچنین $\bar{\gamma}$ میانگین داده‌های اندازه‌گیری شده و $\bar{\hat{\gamma}}$ میانگین داده‌های پیش‌بینی شده است. همچنین N، تعداد داده‌ها است (Batista *et al.*, 2020).

$$\mathrm{nRMSE} = \frac{\mathrm{RMSE}}{\mathrm{Mean}} \qquad \text{معادله ۳}$$

1- Coefficient Determination
2- Root Mean Square Error
3- Normalized Root Mean Square Error

جدول ۲- توصیف آماری شوری و کربن‌آلی در دو لایه سطحی (۰-۳۰ سانتی‌متر) و زیر سطحی (۳۰-۶۰ سانتی‌متر)
Table 2- Descriptive statistics of salinity and organic carbon in two surface (0-30 cm) and sub-surface (30-60 cm) layers

ویژگی‌های خاک Soil properties	حداقل Minimum	واحد Unit	حداکثر Maximum	میانگین Mean	انحراف معیار Standard deviation
			لایه سطحی (۰-۳۰ سانتی‌متر) Top soil later (0-30 cm)		
هدایت الکتریکی (EC) Electrical conductivity (EC)	0.14	دسی‌زیمنس بر متر dS/m	151.11	6.05	17.02
کربن آلی خاک (SOC) Soil Organic Carbon (SOC)	0.11	درصد %	3.3	0.84	0.49
			لایه زیر سطحی (۳۰-۶۰ سانتی‌متر) Subsoil layer (30-60 cm)		
هدایت الکتریکی (EC) Electrical conductivity (EC)	0.08	دسی زیمنس بر متر dS/m	107.85	5.55	14.43
کربن آلی خاک (SOC) Soil Organic Carbon (SOC)	0.02	درصد %	2.09	0.4	0.29

نتایج

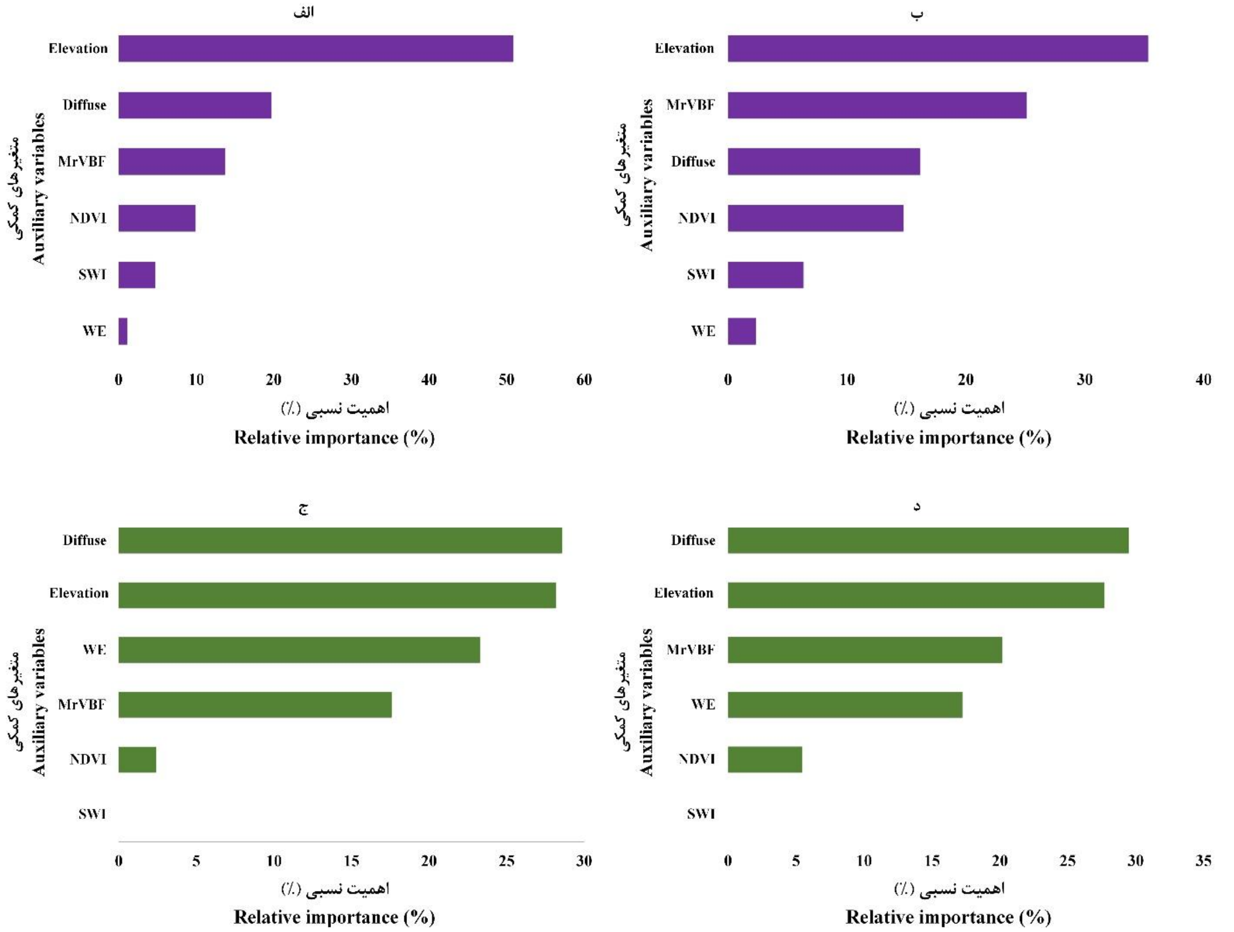
توصیف آماری

خلاصه آماری مقادیر سطحی و زیرسطحی EC و کربن‌آلی خاک در جدول ۲ ارائه شده است. مقادیر حداقل و حداکثر EC در هر دولایه سطحی و زیر سطحی نشان داد که منطقه مورد مطالعه دارای خاک‌های غیر شور تا بسیار شور تا عمق ۶۰ سانتی‌متری است. همچنین، میانگین مقادیر EC روند کاهشی را در شوری خاک با عمق از ۶/۰۵ به ۵/۵۵ دسی زیمنس بر متر از لایه سطحی به لایه زیر سطحی نشان داد. این یافته‌ها با نتایج فتحی‌زاده و همکاران (Fathizadeh *et al.*, 2020) منطبق است. میانگین SOC از سطح به عمق به ترتیب برابر با ۰/۸۴ و ۰/۴ درصد است. این در حالی است که بیشترین مقدار SOC در لایه سطحی و برابر با ۳/۳ درصد مشاهده شد. براساس طبقه‌بندی ویلدینگ (Wilding, 1984) کلاس تغییرپذیری EC و SOC در هر دو لایه سطحی و زیر سطحی در کلاس حداکثر (بیش از ۳۵) قرار دارد. تغییرپذیری زیاد SOC و EC خاک نشان داد که خاک‌های منطقه مورد مطالعه تحت تاثیر مدیریت، متغیرهای محیطی و تخریب قرار دارند (Mahmoudzadeh *et al.*, 2020).

متغیرهای کمکی و اهمیت آن‌ها

اهمیت متغیرهای کمکی استفاده شده برای پیش‌بینی EC و SOC در لایه سطحی (۰-۳۰ سانتی‌متر) و لایه زیرسطحی (۳۰-۶۰ سانتی متر) در شکل ۳ نشان داده شده است. متغیر Elevation و Diffuse به عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های مهم EC وSOC در هر دو لایه سطحی و زیر سطحی تعیین شدند. متغیر ارتفاع ۵۰ و ۳۵ درصد و متغیر Diffuse ۱۹/۷ و ۲۵/۱ درصد از تغییرات EC (شکل ۳-الف و ۳-ب) را در لایه سطحی و زیر سطحی تبیین نمودند. متغیر Elevation ۲۸/۵۶ و ۲۹/۴۷ و متغیر Diffuse ۲۸/۱۵ و ۲۷/۶۷ درصد از تغییرات SOC (شکل ۳-ج و ۳-د) را در لایه سطحی و زیر سطحی را نشان دادند. همچنین MrVBF با ۱۹/۷ و ۲۰/۶ درصد اهمیت نسبی برای پیش‌بینی EC در لایه سطحی و زیر سطحی، سومین متغیر کمکی مهم بود. به طوری‌که مقادیر بالای EC در منطقه مورد مطالعه با مقادیر بالای MrVBF منطبق بود.

متغیرهای توپوگرافی به عنوان تاثیرگزارترین متغیرهای پیش‌بینی کننده برای پیش‌بینی هر دو متغیر EC و SOC در دو عمق سطحی و زیر سطحی مورد مطالعه شناسایی شدند. به طورکلی توپوگرافی یکی از مهمترین عوامل تشکیل خاک است و متغیرهای توپوگرافی مبتنی بر DEM معمولا به عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های کلیدی برای رقومی کردن نقشه‌های خاک استفاده می‌شوند. پستی و بلندی‌ها با کنترل جریان آب و رسوبگذاری به نوبه خود بر توسعه خاک و توزیع مکانی خواص خاک تاثیر می‌گذارند (Zhou *et al.*, 2020). مطابق با یافته‌های تقی‌زاده و همکاران (Taghizadeh *et al.*, 2021) متغیرهای DEM و MrVBF مهمترین‌متغیرهای کمکی در پیش‌بینی EC خاک سطحی و زیر سطحی شناسایی شدند (شکل ۴). ژو و همکاران (Zhou *et al.*, 2020) نیز در مطالعه خود اعلام کردند که متغیرهای توپوگرافی دارای همبستگی بیشتری نسبت به سایر متغیرهای کمکی مورد استفاده با محتوای SOC و نیتروژن خاک داشتند. ژو و همکاران (Zhou *et al.*, 2019) نیز تاکید کردندکه متغیرهای توپوگرافی به عنوان مهم‌ترین متغیرهای پیش‌بینی کننده SOC در یک منطقه در یک بازه زمانی بیست ساله شناسایی شدند. در همین راستا محمودزاده و همکاران (Mahmoudzade *et al.*, 2020) نیز نتایج مشابهی را در پیش‌بینی SOC در غرب ایران گزارش نمودند.

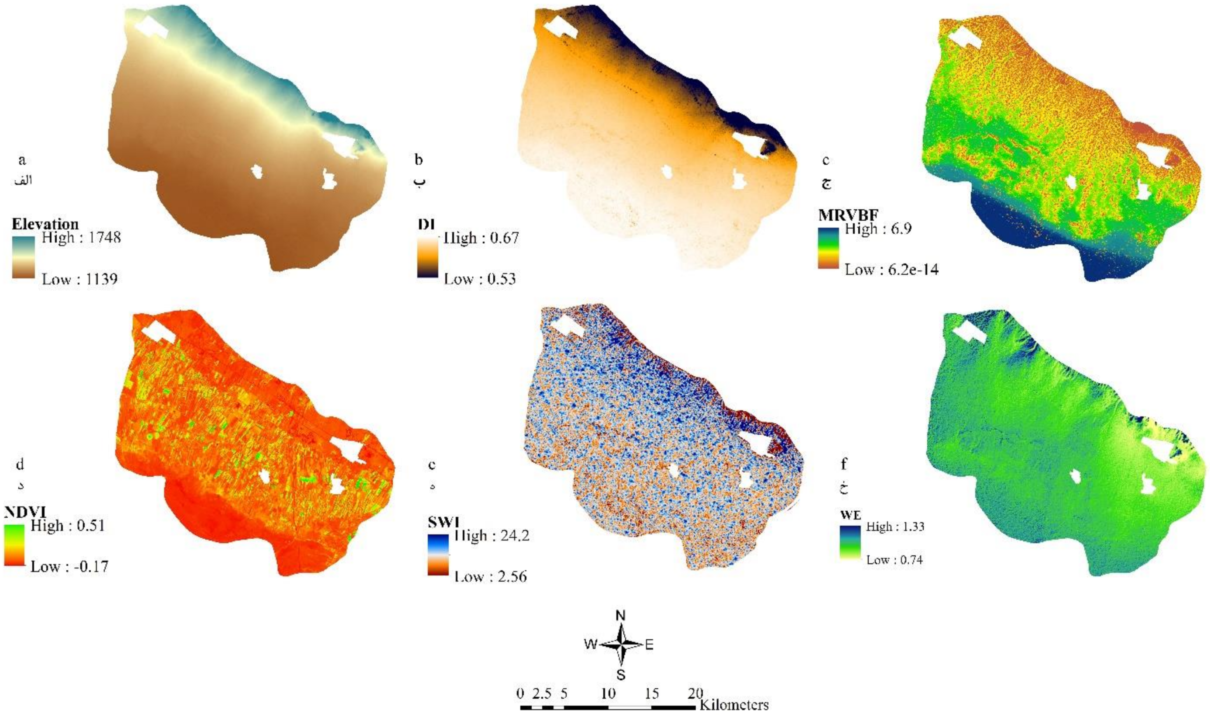


شکل ۳- اهمیت نسبی متغیرهای کمکی برای پیش‌بینی الف: EC لایه سطحی (۰-۳۰ سانتی‌متر) براساس مدل RF، ب: EC لایه زیرسطحی (۳۰-۶۰ سانتی‌متر) براساس مدل RF، ج: SOC لایه سطحی (۰-۳۰ سانتی‌متر) براساس مدل RF، د: SOC لایه زیر سطحی (۳۰-۶۰ سانتی‌متر) براساس مدل RF

Figure 3- The relative importance of auxiliary variables for predicting a: EC of the top layer (0-30 cm) based on the RF model, b: EC of the sub soil layer (30-60 cm) based on the RF model, c: SOC of the top soil layer (0-30 cm) based on the RF model, d: SOC of the sub soil layer (30-60 cm) based on the RF model

ارزیابی عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین

عملکرد چهار مدل RF، ANN، DTr و SVR با استفاده از متغیرهای کمکی منتخب برای پیش‌بینی EC و SOC در دو لایه سطحی و زیر سطحی (۰-۳۰ و ۳۰-۶۰ سانتی‌متر) با استفاده از شاخص‌های ارزیابی R^2، RMSE و nRMSE در جدول ۳ ارائه شده است. نتایج پیش‌بینی EC در لایه سطحی نشان داد که مدل RF و DTr دارای بیشترین میزان صحت با مقادیر R^2 به ترتیب برابر با ۰/۷۴ و ۰/۷۲ و RMSE به ترتیب برابر با ۰/۳۶ و ۰/۸۲ دسی‌زیمنس بر متر می‌باشند. این در حالی است که در لایه زیر سطحی مدل DTr با مقادیر R^2 و RMSE برابر با ۰/۷۷ و ۰/۹ دسی‌زیمنس بر متر بیشترین صحت را برای پیش‌بینی EC داشت. به‌طور کلی هر دو مدل RF و DTr با R^2 بیش از ۰/۷ در هر دو لایه سطحی و زیر سطحی دارای صحت خیلی خوب برای پیش‌بینی EC بودند. مدل ANN با R^2 ۰/۶۴ و ۰/۶۸ برای لایه‌های سطحی و زیر سطحی دارای عملکرد خوب برای پیش‌بینی EC بود و مدل SVR عملکرد متوسط داشت. همچنین نتایج پیش‌بینی SOC خاک در اعماق مورد مطالعه بیانگر این است که مدل RF در پیش‌بینی کربن‌آلی خاک در هر دو لایه سطحی و زیر سطحی دارای بیشترین صحت با مقادیر R^2 برابر با ۰/۸۹ و ۰/۹ و RMSE برابر با ۰/۱ و ۰/۰۳ بود. با توجه به راسل و مکبرتنی (Rossel and McBratney, 2009) سایر مدل‌ها با R^2 کمتر از ۰/۴ عملکرد ضعیفی در پیش‌بینی کربن‌آلی خاک داشتند.



شکل ٤- توزیع مکانی متغیرهای کمکی انتخاب شده الف:ارتفاع، ب: تابش پخشیده، ج: شاخص همواری کف دره با درجه تفکیک بالا، د: شاخص تفاوت پوشش گیاهی نرمال شده، ه: شاخص خیسی ساگا، خ: شاخص اثر باد

Figure 4- Spatial distribution if selected auxiliary variables a: Elevation, b: Diffuse Insolation, c: Multi-Resolution Index of Valley Bottom Flatness, d: Normalized Differences Vegetation Index, e: SAGA Wetness Index, and f: Wind Effect

مقایسه میانگین انحراف نسبی بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده برحسب درصد (nRMSE) برای ویژگی‌های EC و SOC نشان می‌دهد که مقادیر nRMSE محاسبه شده توسط مدل RF نسبت به سایر مدل‌ها کمتر است. بنابراین پیش‌بینی EC خاک در لایه سطحی و SOC در لایه زیر سطحی با nRMSE برابر با ۰/۰۷ با درجه دقت عالی و پیش‌بینی توزیع EC در لایه زیر سطحی و SOC در لایه سطحی با درجه دقت خوب انجام شده است (Wallach *et al*., 2006). هنگل و همکاران (Hengle *et al*., 2004) بیان کردند که nRMSE بیش از ۰/۷ دقت پیش‌بینی غیرقابل قبولی دارد. بنابراین R^2 دو محدودیت اصلی دارد که نمی‌تواند سوگیری پیش‌بینی‌های ضرایب و همچنین قابلیت اعتماد مدل رگرسیون را تعیین. به‌عنوان مثال با وجود چند نقطه تاثیرگذار یا پرت، R^2 ممکن است برای مدلی با مقادیر خطای کوچک (مدل‌های مناسب) کم و یا برای مدلی با مقادیر خطای بزرگ (مدل‌های برازش ضعیف) زیاد محاسبه شود (Khaledian and Miller, 2020). ماشالابا و همکاران (Mashalaba *et al*., 2020) گزارش کردند که صحت پیش‌بینی مدل RF در عمق زیر سطحی با nRMSE برابر با ۱۶٪ بیشتر از عمق سطحی برای پیش‌بینی توزیع مکانی هدایت الکتریکی است.

مطابق با نتایج مطالعه حاضر، در مطالعه‌ای که توسط گومز و همکاران (Gomes *et al*., 2020) برای پیش‌بینی محتوای SOC انجام شد نتایج تایید کردند که مدل RF در هر پنج عمق مورد مطالعه نسبت به سایر الگوریتم‌های مورد بررسی شامل (کوبیست، GLMB، SVR) بالاترین مقدار ضریب تعیین و کمترین خطا را داشته است. مقایسه دو مدل RF و SVR برای پیش‌بینی EC توسط وو و همکاران (Wu *et al*., 2018) نشان داد که مدل RF با R^2 بالاتر و RMSEکمتر دارای صحت بیشتری برای پیش‌بینی EC خاک است. برخلاف نتایج مطالعه حاضر که نشان می‌دهد پیش‌بینی ویژگی‌های EC و SOC توسط هر چهار مدل یادگیری ماشین RF، DTr، SVR و ANN در لایه زیر سطحی دارای صحت بیشتر و خطای کمتر است، نتایج مطالعه دی آنتا و همکاران (de Anta *et al*., 2020) نشان داد که پیش‌بینی SOC توسط مدل RF در عمق ۰–۳۰ سانتی‌متری دارای صحت بیشتری نسبت به عمق ۰–۵۰ سانتی‌متری بود. با همچنین نتایج مشابهی توسط نبی‌اللهی و همکاران (Nabiollahi *et al*., 2017) و ژانگ و همکاران (Zhang *et al*., 2017) گزارش شد.

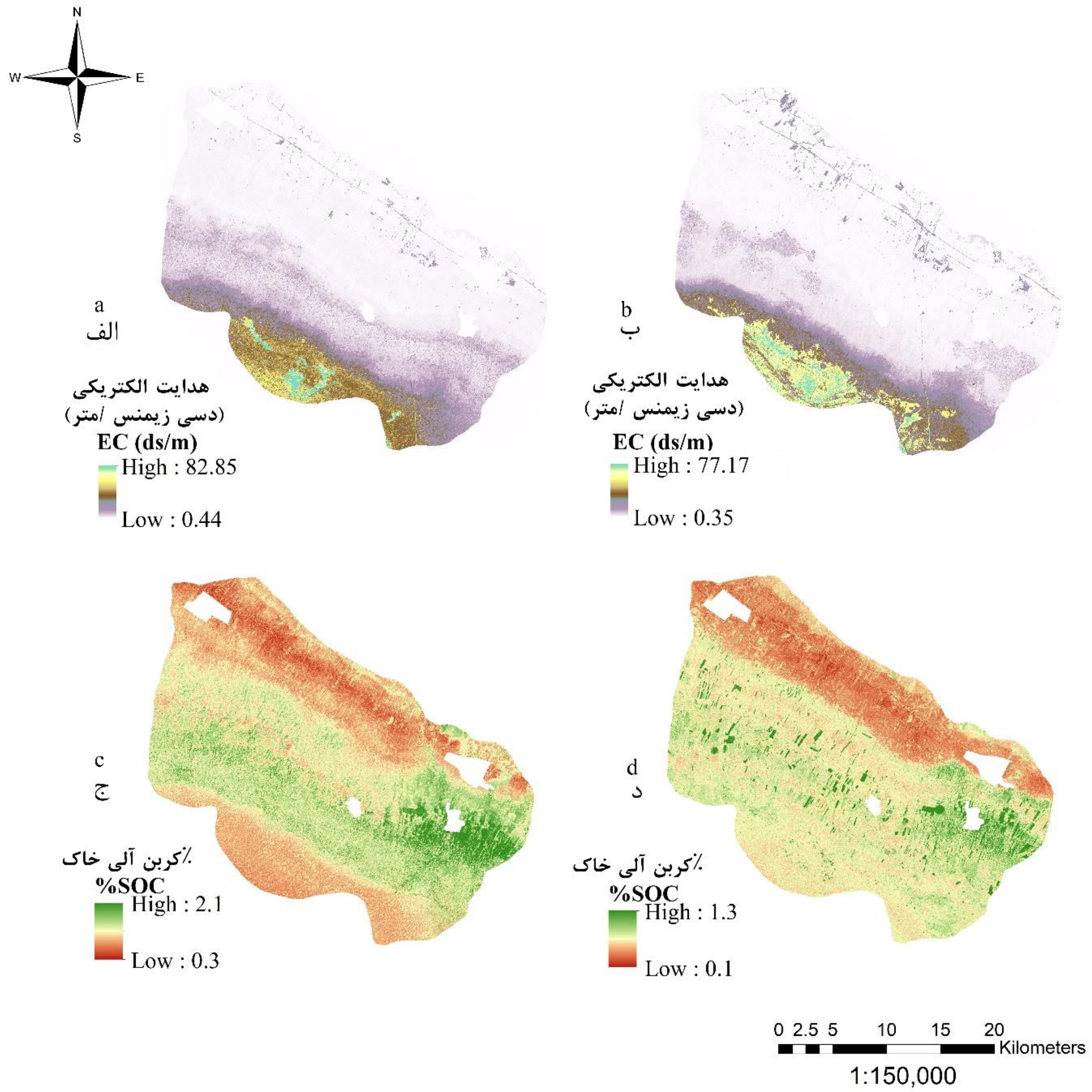
جدول ۳- نتایج اعتبار سنجی پیش‌بینی مکانی شوری و کربن‌آلی خاک با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین
Table3- Validation results of spatial prediction of soil salinity and organic carbon using machine learning models

	ویژگی خاک Soil Properties	هدایت الکتریکی EC		کربن آلی SOC	
مدل یادگیری ماشین ML model	عمق Depth	۰-۳۰ 0-30	۳۰-۶۰ 30-60	۰-۳۰ 0-30	۳۰-۶۰ 30-60
جنگل تصادفی RF	R^2	0.74	0.75	0.9	0.8
	RMSE	0.36	0.4	0.1	0.3
	nRMSE	0.7	0.19	0.12	0.7
درخت تصمیم DTr	R^2	0.72	0.77	0.34	0.44
	RMSE	0.82	0.9	0.21	0.35
	nRMSE	0.15	0.17	0.25	0.81
شبکه عصبی مصنوعی ANN	R^2	0.64	0.68	0.24	0.47
	RMSE	0.1	0.11	0.73	0.33
	nRMSE	0.34	0.6	0.35	0.78
ماشین بردار پشتیبان SVR	R^2	0.4	0.45	0.22	0.32
	RMSE	0.16	1.36	0.81	0.31
	nRMSE	0.35	0.21	0.42	0.95

بیشترین تغییرات R^2 برای پیش‌بینی EC و SOC در هر دو لایه سطحی و زیر سطحی توسط مدل RF برابر با ۱٪ محاسبه شد که نشان‌دهنده تنوع کم در پیش بینی است. نتایج این مطالعه تائید می‌کند که مدل RF یک الگوریتم یادگیری ماشین قدرتمند برای پیش‌بینی است که با نتایج ناوار و معز (Nawar and Mouaze, 2017) مطابقت دارد.

تغییر پذیری مکانی EC و SOC

حداقل و حداکثر EC در لایه سطحی به ترتیب ۰/۴۴ و ۸۲/۸۵ (شکل ۵-الف) و در لایه زیر سطحی به ترتیب ۰/۳۵ و۷۷/۱۷ (شکل ۵-ب) دسی زیمنس بر متر مشاهده گردید. در بخش‌های شمالی، شمال شرق و شمال غرب به سمت مرکز منطقه مورد مطالعه میزان EC کم بوده و بیشترین مقدار خطر و محدودیت شوری در مناطق جنوب و جنوب شرقی پیش‌بینی شد. بیشترین و کمترین مقدار SOC پیش‌بینی شده در لایه سطحی ۰/۳ و ۲/۱ (شکل ۵-ج) و زیر سطحی به ترتیب برابر با ۰/۱ و ۱/۳ (شکل ۵-د) درصد مشاهده گردید. با توجه به شکل ۴-الف و ۵- الف و ۵-ب در منطقه مورد مطالعه بین تغییرات ارتفاعی و مقادیر EC پیش‌بینی شده روند عکسی وجود داشت. با توجه به تشریح واحدهای فیزیوگرافی در بخش مواد و روش‌ها قسمت شمال منطقه ارتفاع بیشتر (دارای واحدهای فیزیوگرافی تپه و فلات) و در قسمت مرکز و جنوب ارتفاع کم است بنابراین در قسمت با ارتفاع کمتر میزان EC بیشتر است. به‌طوری‌که در ارتفاعات (۱۷۴۸ متر) مقدار EC تا مقادر کمتر از ۱ (dS/m) و در ارتفاعات کم شامل اراضی پست با سطح آب زیرزمینی بالا (۱۱۳۹ متر) مقدار EC به بیش از ۸۰ (dS/m) نیز می‌رسد که با مشاهدات میدانی و وضعیت واحدهای فیزیوگرافی منطقه منطبق می‌باشد. همچنین در قسمت شمال شرق، شرق و مرکز منطقه مورد مطالعه بیشترین محتوای SOC مشاهده شد که به علت وجود کاربری کشت آبی، دیم و همچنین وجود مراتع غیر شور می‌باشد در حالی‌که در قسمت جنوب و جنوب شرق، به علت وجود دشت‌های شور و عدم وجود پوشش گیاهی، SOC کاهش یافته است. به طور کلی SOC در لایه سطحی تجمع‌یافته و با افزایش عمق خاک از میزان آن کاسته می‌شود که موسوی و همکاران (Mousavi *et al*., 2022) و فو و همکاران (Fu *et al*., 2021) نیز نتایج مشابهی را گزارش کردند. به نظر می‌رسد در منطقه مورد مطالعه وجود رژیم‌های حرارتی ترمیک و رطوبتی آکوئیک سبب برقرار شدن جریان موئینگی شده و املاح محلول از عمق به سطح به خصوص در فصول خشک سال انتقال می‌یابند (Mousavi *et al*., 2021).



شکل ۵- توزیع مکانی الف: EC در لایه سطحی با استفاده از مدل RF، ب: EC در لایه زیر سطحی با استفاده از مدل RF، ج: SOC در لایه سطحی با استفاده از مدل RF، د: SOC در لایه زیر سطحی با استفاده از مدل RF

Figure 5- Spatial distribution a: EC in the top soil layer using the RF model, b: EC in the sub soil layer using the RF model, c: SOC in the top soil layer using the RF model, d: SOC in the sub soil layer using the RF model

نتیجه‌گیری

این تحقیق با هدف بررسی تغییرات مکانی سطحی (۰-۳۰ سانتی‌متری) و زیر سطحی (۳۰-۶۰ سانتی‌متری) EC و SOC توسط چهار مدل یادگیری ماشین (RF, SVR, ANN, DTr) در دشت قزوین انجام شد. از میان شش متغیر کمکی توپوگرافی و سنجش از دور مورد استفاده، پارامترهای elevation، Diffuse و MrVBF مهمترین متغیرهای پیش‌بینی کننده EC و SOC در هر دو لایه سطحی و زیرسطحی بودند. که این نتیجه بیانگر این است که در منطقه مورد مطالعه متغیرهای کمکی که نماینده تغییرات توپوگرافی در منطقه مطالعاتی هستند نسبت به شاخص‌های سنجش از دور از پیش‌ران‌های قوی‌تری برای پیش بینی این دو ویژگی مورد مطالعه (EC و SOC) بودند.

دو مدل یادگیری ماشین RF و DTr نسبت به مدل‌های ANN و

SVR نتایج دقیق‌تری را در تهیه نقشه پیش‌بینی مکانی EC و SOC در هر دو لایه سطحی و زیر سطحی داشتند. همچنین نتایج پراکنش مکانی EC نشان داد که بخش جنوب و جنوب شرق منطقه هم در سطح و هم در عمق دارای شوری بسیار زیاد بوده که محدودیت جدی برای کلیه کاربری‌های زراعی و باغی در منطقه مورد مطاله می‌باشد. این در حالی است که مقدار SOC در شرق و مرکز منطقه مورد مطالعه تجمع بیشتری دارد و این نتیجه می‌تواند بیانگر وجود تناسب بالاتر اراضی این منطقه برای کشت محصولات موجود در الگوی کشت منطقه نسبت به سایر بخش‌های منطقه باشد. در پایان از دیدگاه کاربردی نقشه‌های EC و SOC تهیه شده در این مطالعه می‌توانند به عنوان اطلاعات پایه برای کاهش اثرات منفی شوری خاک و همچنین اتخاذ تصمیمات مدیریتی برای افزایش بهره‌وری توان حاصلخیزی خاک‌ها در اراضی مورد مطالعه قرار گیرند.

منابع

1. Abd El-Aziz, S.H., Gameh, M.A., & Ghallab, A. (2018). Applications of geographic information systems in studying changes in groundwater quality and soil salinity in Sohag Governorate. *Eurasian Journal of Soil Science, 7*(3), 213-223. https://doi.org/10.18393/ejss.416675.
2. Abd-Elmabod, S.K., Fitch, A.C., Zhang, Z., Ali, R.R., & Jones, L. (2019). Rapid urbanisation threatens fertile agricultural land and soil carbon in the Nile delta. *Journal of Environmental Management*, *252*, 109668. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.109668
3. Ardakani, M.A., & Vahdati, A.R. (2018). Monitoring of organic matter and soil salinity by using IRS-LissIII satellite data in the Harat plain, of Yazd province. *Desert 23*(1): 1-8
4. Avliyakulov, M.A., Kumari, M., Rajabov, N.Q., & Durdiev, N.K. (2020). Characterization of soil salinity and its impact on wheat crop using space-borne hyperspectral data. *Geoinformation Support of Sustainable Development of Territories*, *26*(Part 3), 271-285.
5. Batista, F. (2020). Geostatistical analysis of soil properties of the karstic sub-horizontal plain of the Yucatan Peninsula. *Tropical and Subtropical Agroecosystems, 24*, 09.
6. Boehner, J., Koethe, R., Conrad, O., Gross, J., Ringeler, A., & Selige, T. (2002): *Soil regionalisation by means of Terrain analysis and process parameterisation*. In: Micheli, E., Nachtergaele, F., Montanarella, L. [Ed.]: Soil Classification 2001. European Soil Bureau, Research Report No. 7, EUR 20398 EN, Luxembourg. pp.213-222.
7. Boser, B.E., Guyon, I.M., & Vapnik, V.N. (1992). *A training algorithm for optimal margin classifiers*. In Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory, Association for Computing Machinery, pp. 144–152.
8. Breiman, L. (2001). Random forests: *Machine Learning 45*(1): 5-32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324.
9. Corwin, D.L. (2021). Climate change impacts on soil salinity in agricultural areas. *European Journal of Soil Science*, *72*(2), 842-862. https://doi.org/10.1111/ejss.13010
10. de Anta, R.C., Luís, E., Febrero-Bande, M., Galiñanes, J., Macías, F., Ortíz, R., & Casás, F. (2020). Soil organic carbon in peninsular Spain: influence of environmental factors and spatial distribution. *Geoderma*, *370*, 114365.
11. Esfandiarpour-Boroujeni, I., Shahini-Shamsabadi, M., Shirani, H., Mosleh, Z., Bagheri-Bodaghabadi, M., & Salehi, M.H. (2020). Assessment of different digital soil mapping methods for prediction of soil classes in the Shahrekord plain, Central Iran. *Catena, 193*, 104648
12. FAO and ITPS. (2015). *Status of the World's Soil Resources (SWSR) – Main Report*. Food and Agriculture 439 Organization of the United Nations and Intergovernmental Technical Panel on Soils, Rome, Italy.
13. Fathizad, H., Ali Hakimzadeh Ardakani, M., Sodaiezadeh, H., Kerry, R., & Taghizadeh Mehrjardi, R. (2020). Investigation of the spatial and temporal variation of soil salinity using random forests in the central desert of Iran. *Geoderma, 365*, 114233.
14. Fu, T., Gao, H., & Liu, J. (2021). Comparison of different interpolation methods for prediction of soil salinity in arid irrigation region in northern China. *Agronomy 11*(8): 1535. https://doi.org/10.3390/agronomy11081535
15. Gholizadeh, A., Žižala, D., Saberioon, M., & Borůvka, L. (2018). Soil organic carbon and texture retrieving and mapping using proximal, airborne and Sentinel-2 spectral imaging. *Remote Sensing of Environment* 218: 89-103. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.015
16. Gomes, L.C., Faria, R. M., de Souza, E., Veloso, G.V., Schaefer, C.E.G., & Fernandes Filho, E.I. (2019). Modelling and mapping soil organic carbon stocks in Brazil. *Geoderma, 340*, 337-350. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.01.007.
17. .Halima, O.I., Azzouzi, M.E., Douaik, A., Azim, K., & Zouahri, A. (2019). Organic and inorganic remediation of soils affected by salinity in the Sebkha of Sed El Mesjoune–Marrakech (Morocco). *Soil and Tillage Research*, *193*, 153-160. https://doi.org/10.1016/j.still.2019.06.003.
18. Hamzehpour, N., Shafizadeh-Moghadam, H., & Valavi, R. (2019). Exploring the driving forces and digital mapping of soil organic carbon using remote sensing and soil texture. *Catena*, *182*, 104141. https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104141

19. Hassani, A., Azapagic, A., & Shokri, N. (2020). Predicting long-term dynamics of soil salinity and sodicity on a global scale. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *117*(52), 33017-33027. https://doi.org/10.1073/pnas.2013771117
20. 17-Hengl, T., Heuvelink, G.B.M., & Stein, A. (2004). A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging. *Geoderma*, *120*, 75–93. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2003.08.018
21. Heung, B., Ho, H.C., Zhang, J., Knudby, A., Bulmer, C.E., Schmidt, M.G. (2016). An overview and comparison of machine-learning techniques for classification purposes in digital soil mapping. *Geoderma* 265: 62-77. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.11.014
22. Holmquist, J. R., Windham-Myers, L., Bliss, N., Crooks, S., Morris, J.T., Megonigal, J. P., & Woodrey, M. (2018). Accuracy and precision of tidal wetland soil carbon mapping in the conterminous United States. *Scientific Reports*, *8*(1), 1-16. https://doi.org/10.1038/s41598-018-26948-7
23. Jackson, M.L. (1967). *Soil Chemical Analysis–Prentice Hall Inc*. Englewood Cliffs, NJ, USA.
24. Khamoshi, S. E., Sarmadian, F., & Keshavarzi, A. (2018). Digital soil mapping using random forests model in Abyek, Qazvin province. *Iranian Journal of Soil Research*, *32*(3).
25. Khaledian, Y., & Miller, B.A. (2020). Selecting appropriate machine learning methods fordigital soil mapping. Appl. *Math Model* 81: 401–418. https://doi.org/10.1016/j.apm.2019.12.016.
26. Khazaie, E., Bostani, A. A., & Davatgar, N. (2017). Geostatic and GIS evaluation of spatial variability of nitrogen, phosphorus, potassium, and cation exchange capacity in agro-industrial land of Sharif Abad in Qazvin. *Iranian Journal of Soil Research*, *31*(2), 195-213. http://doi.org/10.22092/ijsr.2017.11310.
27. Lamichhane, S., Kumar, L., & Wilson, B. (2019). Digital soil mapping algorithms and covariates for soil organic carbon mapping and their implications: A review. *Geoderma*, *352*, 395-413. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.05.031
28. Ma, G., Ding, J., Han, L., Zhang, Z., & Ran, S. (2021). Digital mapping of soil salinization based on Sentinel-1 and Sentinel-2 data combined with machine learning algorithms. *Regional Sustainability*, *2*(2), 177-188. https://doi.org/10.1016/j.regsus.2021.06.001
29. Mahmoudzadeh, H., Matinfar, H. R., Taghizadeh-Mehrjardi, R., & Kerry, R. (2020). Spatial prediction of soil organic carbon using machine learning techniques in western Iran. *Geoderma Regional*, *21*, e00260. https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2020.e00260
30. Mashalaba, L., Galleguillos, M., Seguel, O., & Olivares, J. (2020). Predicting spatial variability of selected soil properties using digital soil mapping in a rainfed vineyard of central Chile. *Geoderma Regional*, *22*, e00289 https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2020.e00289
31. McBratney, A., Santos, M.M., & Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, *117*, 3–52. https://doi.org/10.1016/S0016-7061(03)00223-4
32. Mousavi, S. R., Sarmadian, F., Omid, M., & Bogaert, P. (2021). Digital modeling of three-dimensional soil salinity variation using machine learning algorithms in arid and semi-arid lands of Qazvin plain. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, *52*(7), 1915-1929. (In Persian with English abstract)
33. Mousavi, S. R., Sarmadian, F., Omid, M., & Bogaert, P. (2022). Three-dimensional mapping of soil organic carbon using soil and environmental covariates in an arid and semi-arid region of Iran. *Measurement*, *201*, 111706. (In Persian with English abstract)
34. Nabiollahi, K., Eskandari, S., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Kerry, R., & Triantafilis, J. (2019). Assessing soil organic carbon stocks under land-use change scenarios using random forest models. *Carbon Management*, *10*(1), 63-77. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.111706
35. Nawar, S., & Mouazen, A.M. (2017). Comparison between random forests, artificial neural networks and gradient boosted machines methods of on-line Vis-NIR spectroscopy measurements of soil total nitrogen and total carbon. *Sensors*, *17*(10), 2428. https://doi.org/10.3390/s17102428
36. Osmani, M., Osmani, F., & Pourhoseingholi, M.A. (2019). Comparison of decision tree and logistic regression for prediction of functional dyspepsia and gastroesophageal reflux disease in tehran province using rome iii. *Modern Care Journal*, *16*(4).
37. Rahmani, A., Sarmadian, F., & Arefi, H. (2022). Digital mapping of top-soil thickness and associated uncertainty using machine learning approach in some part of arid and semi-arid lands of Qazvin Plain. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, *53*(3), 585-602. (In Persian with English abstract)
38. Rhoades, J.D. (1982). Cation exchangeable capacity. In: Page, A.L., Miller, R.H., Keeney, D.R. (Eds.), Methods of Soil Analysis: Part2. Chemical and Microbiological Properties. *Agronomy Monograph*, *9*, 149–157.
39. Rossel, R.A.V. & McBratney, A.B. (2009). Diffuse reflectance spectroscopy as a tool for digital soil mapping. In: Digital soil mapping with limited data.
40. Shabani, S., Samadianfard, S., Sattari, M. T., Mosavi, A., Shamshirband, S., Kmet, T., & Várkonyi-Kóczy, A.R. (2020). Modeling pan evaporation using Gaussian process regression K-nearest neighbors' random forest and support vector machines; comparative analysis. *Atmosphere*, *11*(1), 66. https://doi.org/10.3390/atmos11010066
41. Swileam, G.S., Shahin, R.R., Nasr, H.M., & Essa, K.S. (2019). Assessment of soil variability using electrical

resistivity technique for normal alluvial soils, Egypt. *Plant Archives*, *19*(1), 905-912.

42. Taati, A., Sarmadian, F., Motaghian, H., & Mousavi, S.R. (2020). Mapping Features of Surface and Depth, Soil Profiles by Using Geostatistical Techniques in Part of Qazvin Plain. *Human & Environment*, *18*(1), 67-81.
43. Taghadosi, M.M., Hasanlou, M., & Eftekhari, K. (2019). Soil salinity mapping using dual-polarized SAR Sentinel-1 imagery. *International Journal of Remote Sensing*, *40*(1), 237-252. https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1512767
44. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Schmidt, K., Toomanian, N., Heung, B., Behrens, T., Mosavi, A., & Scholten, T. (2021). Improving the spatial prediction of soil salinity in arid regions using wavelet transformation and support vector regression models. *Geoderma*, *383*, 114793. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114793
45. Tripathi, A., & Tiwari, R.K. (2021). A simplified subsurface soil salinity estimation using synergy of SENTINEL-1 SAR and SENTINEL-2 multispectral satellite data, for early stages of wheat crop growth in Rupnagar, Punjab, India. *Land Degradation & Development*, *32*(14), 3905-3919. https://doi.org/10.1002/ldr.4009
46. Wallach, D., Makowski, D., Jones, J.W., & Brun, F. (2006). *Working with dynamic crop models: evaluation, analysis, parameterization, and applications*. Elsevier.
47. Wang, J., Peng, J., Li, H., Yin, C., Liu, W., Wang, T., & Zhang, H. (2021). Soil salinity mapping using machine learning algorithms with the sentinel-2 MSI in Arid Areas, China. *Remote Sensing*, *13*(2), 305. https://doi.org/10.3390/rs13020305
48. Wilding, L.P. (1985). *Spatial variability: its documentation, accommodation, and implication to soil surveys*. In: Soil Spatial Variability, Las Vegas NV, pp. 166–194.
49. Wu, W., Zucca, C., Muhaimeed, A. S., Al-Shafie, W. M., Fadhil Al-Quraishi, A. M., Nangia, V., & Liu, G. (2018). Soil salinity prediction and mapping by machine learning regression in C entral M esopotamia, I raq. *Land Degradation & Development*, *29*(11), 4005-4014. https://doi.org/10.1002/ldr.3148
50. Zhang, H., Wu, P., Yin, A., Yang, X., Zhang, M., & Gao, C. (2017). Prediction of soil organic carbon in an intensively managed reclamation zone of eastern China: A comparison of multiple linear regressions and the random forest model. *Science of the Total Environment*, *592*, 704-713. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.02.146
51. Zhao, C., Zhang, H., Song, C., Zhu, J.K., & Shabala, S. (2020). Mechanisms of plant responses and adaptation to soil salinity. *The Innovation* *1*(1): 100017. https://doi.org/10.1016/ j.xinn.2020.100017
52. Zhou, T., Geng, Y., Chen, J., Pan, J., Haase, D., & Lausch, A. (2020). High-resolution digital mapping of soil organic carbon and soil total nitrogen using DEM derivatives, Sentinel-1 and Sentinel-2 data based on machine learning algorithms. *Science of The Total Environment*, 729, 138244. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.138244
53. Zhou, Y., Hartemink, A.E., Shi, Z., Liang, Z., & Lu, Y. (2019). Land use and climate change effects on soil organic carbon in North and Northeast China. *Science of the Total Environment*, 647, 1230-1238. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.08.016
54. Žížala, D., Minařík, R., & Zádorová, T. (2019). Soil organic carbon mapping using multispectral remote sensing data: Prediction ability of data with different spatial and spectral resolutions. *Remote Sensing*, *11*(24), 2947. https://doi.org/10.3390/rs11242947.